

**Л. А. ДМИТРИЕВА<sup>1</sup>, Ю. А. КУПЕРИН<sup>1</sup>, А. А. МЕКЛЕР<sup>2</sup>,  
С. С. ЧЕПИЛКО<sup>1</sup>,**

<sup>1</sup>Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург, Россия;

<sup>2</sup>Институт мозга человека Российской Академии Наук, Санкт-Петербург, Россия

[ludmila.dmitrieva@gmail.com](mailto:ludmila.dmitrieva@gmail.com)

## **ИЗУЧЕНИЕ ХАОТИЧЕСКИХ КОМПОНЕНТ EMD-РАЗЛОЖЕНИЙ СИГНАЛОВ ЭЭГ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

В работе исследованы моды EMD (Empirical Mode Decomposition) электроэнцефалограмм (ЭЭГ) здоровых испытуемых с целью проверки гипотезы о структурных компонентах этих сигналов: это зашумленный хаос, квазипериодические колебания и низкочастотный остаток. Проверка гипотезы осуществлялась вычислением локальных показателей разбегания траекторий на реконструированном аттракторе для каждой моды EMD. Эти показатели вычислялись на базе предложенного авторами метода, основанного на прогнозировании EMD мод ЭЭГ сигналов с помощью комитетов нейросетей. Те же методы применялись для исследования самого сигнала ЭЭГ. В результате оказалось, что сам сигнал ЭЭГ является квазипериодическим зашумленным временным рядом.

### **Введение**

Целью настоящей работы являлась количественная проверка следующей гипотезы относительно структуры динамических составляющих сигнала ЭЭГ: сигнал ЭЭГ состоит из зашумленного хаоса, квазипериодических осцилляций и низкочастотного остатка.

Для проверки этой гипотезы проводилась декомпозиция зарегистрированного сигнала ЭЭГ с помощью метода EMD [1]. Далее было проведено исследование каждой моды EMD разложения и самого сигнала методом, предложенным авторами в [2], суть которого состоит в вычислении локальных показателей разбегания (ЛПР) траекторий на реконструированном аттракторе с помощью комитета нейронных сетей. Несмотря на некоторые общие моменты, метод работы [2] в корне отличается от нейросетевого метода [3] оценки старшего показателя Ляпунова и всего дискретного спектра традиционно вводимых ляпуновских экспонент и направлен на изучение распределения локальных показателей разбегания траекторий на

той части аттрактора, который может быть реконструирован по изучаемому короткому временному ряду.

Исследование характера гистограмм распределений ЛПР и ряда их усредненных характеристик, дополненное информацией о качестве обучения нейронных сетей в комитете, как было показано в [2] на модельных временных рядах, является достаточно эффективным средством выявления природы рассматриваемого временного ряда. Будучи примененными к изучению мод EMD и самого сигнала ЭЭГ, указанное исследование позволило получить результаты, представленные в настоящей работе. Именно, было показано, что первые две моды представляют в  $C_z$  канале сигнала ЭЭГ зашумленный хаос. Оставшиеся моды представляют квазипериодические осцилляции. Для самих сигналов ЭЭГ теми же методами было установлено, что они являются зашумленными квазипериодическими сигналами.

Попытки исследовать временные ряды ЭЭГ методами динамического хаоса предпринимались в большом количестве работ (см., например, [4-11]). Однако однозначного результата о характере динамики временных рядов ЭЭГ получено не было. Главная причина этого состоит в том, что сигнал ЭЭГ не является ни зашумленным хаосом, ни случайным временным рядом. Этот вывод косвенно подтверждают результаты работ [8-10]. В этих работах было показано, что вычисление старшего ляпуновского показателя для самого сигнала ЭЭГ и суррогатного сигнала различаются незначительно и, следовательно, ляпуновский показатель не может служить мерой хаоса в ЭЭГ.

### **Метод локальных показателей разбегания**

Опишем кратко метод идентификации режима динамической системы, порождающей временной ряд на основе изучения локальных показателей разбегания (ЛПР) траекторий на реконструированном аттракторе, предложенного в работе [2]. На первом шаге реализации метода происходит обучение комитета нейронных сетей, каждая из которых является, например, 4-слойным персептроном. Применяется алгоритм Левенберга-Макварда, который, как известно хорошо работает на коротких временных рядах. В комитет включаются только те сети, для которых множественный коэффициент регрессии  $R^2$  больше определенного порога и ошибка обучения сети меньше фиксированного значения MSE. Каждая сеть содержала  $m$  входов и  $m$  выходов, где  $m$  - размерность пространства вложения (см., например, [12]) изучаемого временного ряда, и училась

аппроксимировать отображение  $X_{t+1}^{(m)} = F(X_t^{(m)})$ . Здесь  $x_t$  - это точка изучаемого ряда  $X_t^{(m)} = (x_t, x_{t-\tau}, \dots, x_{t-(m-1)\tau})$  - точка на реконструированном аттракторе в  $m$ -мерном лаговом пространстве с лагом  $\tau$ . Каждая обученная сеть использовалась далее в следующих вычислениях. Именно, для каждой точки ряда  $x_t$  формировался многошаговый прогноз вектора  $X_t^{(m)} = (x_t, x_{t-\tau}, \dots, x_{t-(m-1)\tau})$  на определенный горизонт вперед. Этот прогноз рассматривалось как кусок опорной траектории на реконструированном аттракторе. Далее строились  $N$  случайных возмущений вектора  $X_t^{(m)}$ , многошаговый прогноз которых с помощью обученной сети на  $h$  шагов вперед давал пучок возмущенных траекторий в лаговом пространстве. Для каждой точки ряда  $x_t$  количество возмущенных точек  $\tilde{X}_t^{(m)} = (\tilde{x}_t, \tilde{x}_{t-\tau}, \dots, \tilde{x}_{t-(m-1)\tau})$  в лаговом пространстве определялось соотношениями представительности статистики и в представленных ниже результатах это число равнялось 250. Возмущения компонент вектора  $\tilde{X}_t^{(m)}$  задавалось с помощью генератора случайных чисел по модулю не превышающих  $10^{-7}$ . Для каждого номера итераций прогнозы усреднялись по всем нейронным сетям комитета. В каждый комитет отбиралось по 10 нейронных сетей.

Далее для каждого номера итерационного прогноза вычислялись  $m$ -мерные расстояния между точками на опорной и усредненными по комитету нейронных сетей возмущенными траекториями и строились линейные регрессии логарифмов указанных расстояний относительно номеров прогнозов. Для каждой точки ряда, определяющей опорную траекторию, количество построенных регрессий равнялось числу возмущенных траекторий в пучке. Отбирались лишь регрессии, для которых коэффициент введенный в работе коэффициент  $C^2$  оказывался больше 0.99. Значения наклонов  $\lambda$  надежных регрессионных прямых для всех точек ряда и всех возмущений объединялись в единую выборку, характеризующую изучаемый «срез» аттрактора, и по ней строилась гистограмма распределения локальных показателей разбегания траекторий  $\lambda$  изучаемого временного ряда.

## Описание результатов

В данной работе из 19 отведений записи сигналов ЭЭГ по стандартной схеме 10-20 использовался только 10-й канал  $C_z$ . Запись ЭЭГ производилась для группы здоровых испытуемых в состоянии с открытыми и закрытыми глазами. Из записей ЭЭГ вырезался фрагмент временного ряда длиной 1500 отсчетов, что соответствовало 3 секундам регистрации сигнала. Эти фрагменты ряда ЭЭГ разлагались в моды EMD, которые изучались методом ЛПР. Этим же методом были исследованы сами сигналы ЭЭГ. Также изучались соответствующие суррогатные временные ряды полученные случайным перемешиванием исходных рядов. Заметим здесь, что количество мод EMD, конечно зависит от длины разлагаемого ряда. Для изучаемых фрагментов сигнала ЭЭГ длиной 1500 отсчетов получалось 9 мод.

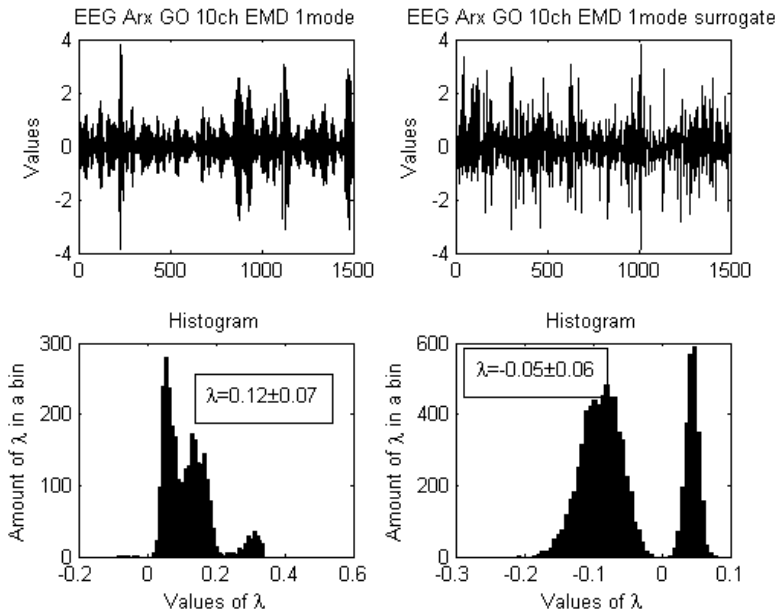


Рис. 1. Гистограммы для 1-ой моды 10-го канала сигнала ЭЭГ (открытые глаза). Слева – результаты для самой моды, справа – для ее суррогата

Сначала исследование проводилось для всех мод EMD сигнала ЭЭГ. Для 1-й моды было получено относительно высокое качество обучения комитета нейросетей:  $R^2 \approx 0.92$ ,  $MSE \approx 0.004$ . При этом более 98% значений ЛПР сформировали ярко выраженный пик в положительной области, а среднее значение ЛПР по полученной гистограмме (см. Рис. 1) оказалось равным  $\bar{\lambda} = 0.12 \pm 0.07$ . Указанные свойства, как было показано в [2], характерны для зашумленных хаотических рядов. Для суррогата 1-й моды качество обучения заметно упало:  $R^2 \approx 0.76$ ,  $MSE \approx 0.01$ , гистограмма стала почти симметричной относительно нуля, а среднее оказалось равным  $\bar{\lambda} = -0.05 \pm 0.06$ . Подобные свойства характерны для случайного ряда, что свидетельствует о том, что при перемешивании динамика разрушилась. Таким образом, 1-я мода является сильно зашумленным хаотическим временным рядом. Заметим, что его амплитуда на порядок меньше, чем у самого сигнала ЭЭГ.

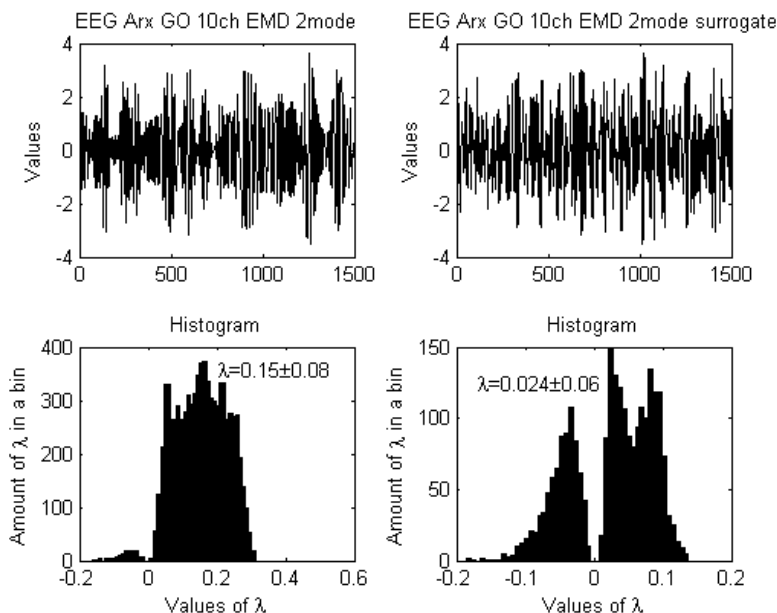


Рис. 2. Гистограммы для 2-ой моды 10-го канала сигнала ЭЭГ (открытые глаза). Слева – результаты для самой моды, справа – для ее суррогата.

Для 2-й моды качество обучения сетей характеризовалось показателями  $R^2 \approx 0.98$ ,  $MSE \approx 0.002$ . Почти вся гистограмма (см. Рис. 2) сосредоточена в положительной области ЛПР со средним  $\bar{\lambda} = 0.15 \pm 0.08$ . Для суррогата второй моды характеристики оказались равными  $R^2 \approx 0.97$ ,  $MSE \approx 0.002$ ,  $\bar{\lambda} = 0.02 \pm 0.06$ . Эти результаты свидетельствуют о том, что при перемешивании ряда исходная динамика разрушается, а в целом можно заключить, что 2-я мода – это хаотический временной ряд с низким уровнем шума. Его амплитуда на порядок меньше, чем для амплитуда сигнала ЭЭГ.

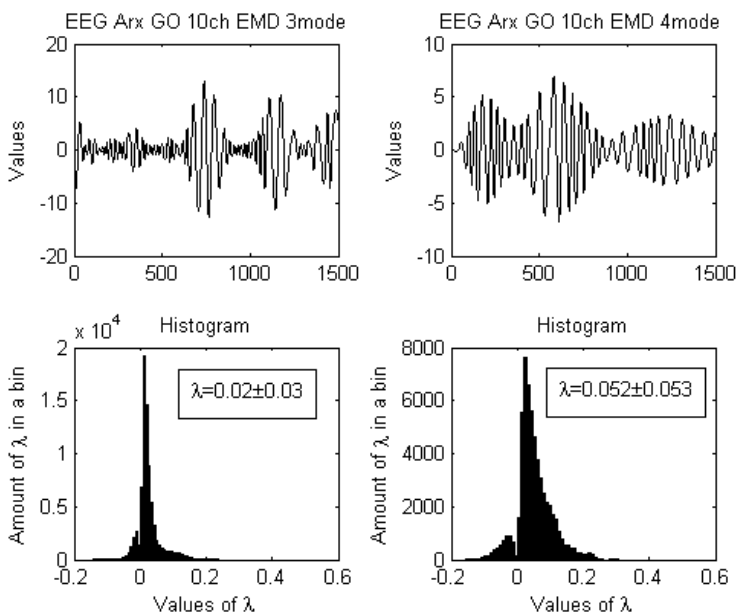


Рис. 3. Гистограммы для 3-ей моды 10-го канала сигнала ЭЭГ испытуемого с открытыми глазами (слева) и для 4-ой моды 10-го канала (справа)

Начиная с 3-й моды и вплоть до 9-й характер динамики меняется по сравнению с 1-й и 2-й модами. А именно, все эти моды оказались квазипериодическими мало зашумленными временными рядами. Мы приводим

только результаты для 3-й моды и 3-й моды на Рис. 3. Они таковы:  $R^2 \approx 0.99, MSE \approx 0.0002$  а  $\bar{\lambda} = 0.02 \pm 0.03$  для 3-ей моды и  $\bar{\lambda} = 0.052 \pm 0.053$  для 4-ой моды, что, на основании результатов работы [2], свидетельствует о квазипериодичности этих мод. Отметим, что амплитуды этих мод меньше, чем у сигнала ЭЭГ лишь в 2 раза (для 3-й) и 3 раза (для 4-й).

Следует отметить, что приведенные выше результаты согласуются с характером спектров мощности мод EMD сигналов ЭЭГ, изученных авторами в [4], а также с результатами других подходов нелинейной динамики в обработке временных рядов, примененных к EMD-модам в той же работе. Однако, только нейросетевой метод изучения ЛППР позволил доказать выдвинутые ранее гипотезы.

Для самих сигналов ЭЭГ, как для закрытых, так и для открытых глаз было обнаружено следующее. Комитеты сетей, которые обучались на этих сигналах, продемонстрировали весьма высокое качество обучения:

$R^2 \approx 0.98, MSE \approx 0.003$ , что с точки зрения динамики временного ряда свидетельствует о том, что ряд порожден не случайной динамической системой. Однако, детальное изучение методом ЛППР (см. Рис. 4) показало, что типичная гистограмма выглядит так же, как для случайного или квазипериодического ряда (см. [1]). Она в целом симметрична относительно нуля, и имеет нулевое среднее ( $\bar{\lambda} = -0.037 \pm 0.030$ ) в пределах погрешности. Для окончательного вывода относительно сигнала ЭЭГ тем же методом был исследован соответствующий суррогат (см. Рис. 4). Видно, что перемешивание ряда ЭЭГ приводит к похожей гистограмме с практически нулевым средним:  $\bar{\lambda} = -0.011 \pm 0.014$ , а качество обучения комитета остается высоким  $R^2 \approx 0.98, MSE \approx 0.003$ . Все вместе это означает, что весь сигнал ЭЭГ является зашумленным квазипериодическим временным рядом. Этот результат является новым в области исследований сигналов ЭЭГ методами динамического хаоса. Его удалось получить на основе нового подхода, комбинирующего нейронные сети, метод EMD и локальные подходы к изучению реконструированных аттракторов. Хаос в ЭЭГ сигналах можно обнаружить только в первых модах. Обычными способами вычисления ляпуновского показателя вместе или без вычисления корреляционной размерности хаос в самих сигналах ЭЭГ надежно детектировать не удастся (см., например, [4-11]).

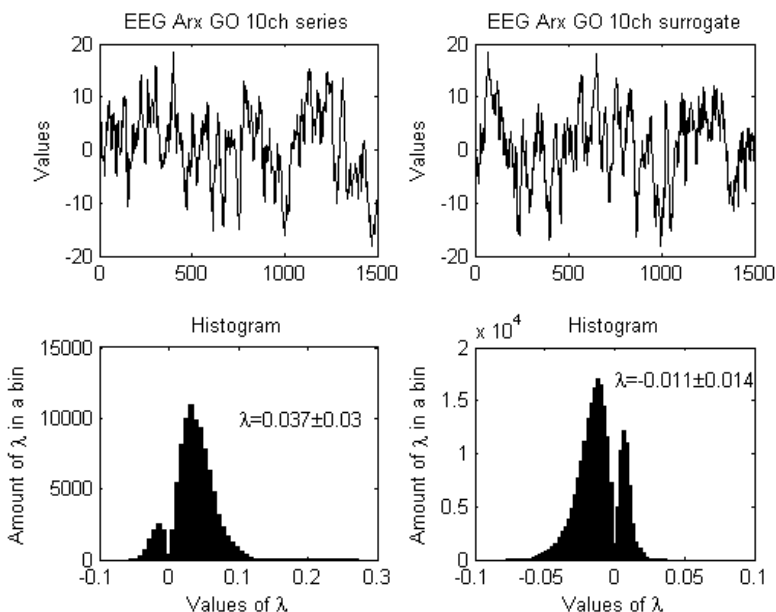


Рис. 4. Гистограммы для 10-го канала сигнала ЭЭГ испытуемого с открытыми глазами. Слева – результаты для самого сигнала, справа – для его суррогата.

## Выводы

Настоящее исследование показывает, что метод, предложенный в [2] и опробованный на модельных временных рядах, работает на сигналах ЭЭГ и их EMD модах. Примененный к этим сигналам он позволил получить следующий основной результат. Сами сигналы ЭЭГ являются мало зашумленными квазипериодическими временными рядами. Первая и вторая моды EMD – зашумленный хаос, а моды с 3-й по 9-ю – это квазипериодические колебания. Есть все основания сопоставлять частоты и несущие частоты квазипериодических мод (на основе анализа их Фурье-спектров) основным ритмам мозга, однако, это выходит за рамки настоящей работы.



*Список литературы*

1. Huang N. E. et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non stationary time series analysis // Proc. Royal Soc. London A, 1998. V.454. 903-995.
2. Дмитриева Л.А., Чепилко С.С., Черных Г.А. Применение искусственных нейронных сетей для исследования локальных свойств реконструированных аттракторов временных рядов // IPRT Working paper #227-09, 2009, 1-10.
3. Головкин В.А. Нейросетевые методы обработки хаотических процессов// Нейроинформатика-2005. VII Всероссийская научно-техническая конференция. Лекции по нейроинформатике. М.: МИФИ. 2005. С. 43-91.
4. Dmitrieva L.A., Kuperin Yu.A., Mekler A.A., Sedlinsky I.N. Study of EMD Modes for EEG Signals by Methods of Nonlinear Dynamics // IPRT Working paper #225-09, 2009, 1-15.
5. Roschke J., Fell J., Mann K. Non-linear dynamics of alpha and theta rhythm: correlation dimensions and Lyapunov exponents from healthy subject's spontaneous EEG. // Int. J. Psychophysiology. 1997. V. 26. N1. 251-261.
6. Pradhan N., Sadasivan P.K. The nature of dominant Lyapunov exponent and attractor dimension curves of EEG in sleep // Computers in Biology and Medicine. 1996. V. 26. N5. 419-428.
7. Chia L.C., Shin D.S., Art Chaovalitongse W., Pardalos P.M., Sackellares J.C. Presence of nonlinearity in intracranial EEG recordings: detected by Lyapunov exponents // AIP Conf. Proc. Data Mining, Systems Analysis and Optimization in Biomedicine. 2007. V. 953. N5. 197-205.
8. Stam C.J. Nonlinear dynamical analysis of EEG and MEG: review of an emerging field // Clin. Neurophysiol. 2005. V. 116(10). 2266-2301.
9. Porcher R., Thomas G. Estimating Lyapunov exponents in biomedical time series // Phys. Rev. E. 2001. V. 64. 010902-010906.
10. Das A., Das P., Roy A.B. Applicability of Lyapunov exponent in EEG data analysis // Complexity International. 2002. V. 9. 1-8.
11. Palus M., nonlinearity in normal human EEG: Cycles and randomness, not chaos // Biological Cybernetics. 1996. V. 75(5). 389-396.
12. Kantz H., Schreiber T. Nonlinear time series analysis // Cambridge University Press, Cambridge. 1997. P. 75.

**Труды Конференции «Нейроинформатика – 2010», Москва, МИФИ, 25-29 января 2010, с. 101-110.**